ChinaXiv合作期刊

知识管理论坛 ISSN 2095-5472 CN11-6036/C
Knowledge Management Forum

E-mail: kmf@mail.las.ac.cn
http://www.kmf.ac.cn

【学术探索】

基于流行三要素的视频热度影响因素研究

——以 B 站为例

嵇海香 任南

江苏科技大学经济管理学院 镇江 212000

摘要：[目的 / 意义] 探索典型的弹幕视频网站——哔哩哔哩网站视频热度形成的非内容影响因素，从视频属性、创作者平台与社会属性分析其可能会对视频热度造成的影响，为 B 站以及其他相关新媒体视频网站用户与平台今后的发展提供一定的指导。[方法 / 过程] 基于 5W 模式构建视频热度形成过程模型，以流行三要素理论为基础，构建视频热度影响因素模型。通过爬取客观数据，采用主成分分析进行热度指标衡量，运用多元回归进行影响因素的实证研究。[结果 / 结论] 视频创作者的个人认证、粉丝数、认证数量以及视频的描述长度对视频热度产生显著的正向影响；视频的标题长度对视频热度产生显著的负向影响。处于生活空闲状态发布的视频，热度整体较高；处于睡眠状态发布的视频，则热度整体较低。

关键词：B 站 视频热度 5W 模式 流行三要素 实证分析

分类号：G206.2

引用格式：嵇海香 , 任南 . 基于流行三要素的视频热度影响因素研究 : 以 B 站为例 [J/OL]. 知识管理论坛 , 2022, 7(1): 49-60[引用日期]. http://www.kmf.ac.cn/p/274/.

1 引言

网络社交媒体已成为满足人们信息、娱乐、人际交往等需求的重要渠道。中国互联网络信息中心（CNNIC）发布的第 48 次《中国互联网络发展状况统计报告》中显示，截至 2021 年 6 月，我国网民规模为 10.11 亿，较 2020 年 12 月新增网民 2 175 万，互联网普及率达 71.6%。根据哔哩哔哩（以下简称“B 站”）2021 年第二季度财报 [1] 显示，B 站每月平均活跃用户达到 2.371 亿，平均每日活跃用户达到 6 270 万，B 站月均活跃 UP 主（*uploader*，上传者）220 万，月投稿量 770 万，UP 主发布的 PUGV（*Professional User Generated Video*，专业用户创作视频）占受众观看量的 91%。受众力求高质量视频以达

基金项目：本文系国家自然科学基金面上项目“企业信息技术双元能力构建过程中 CIO-TMT 知识交互的作用机理研究”（项目编号：71971101）和国家自然科学基金面上项目“基于制造企业信息系统使用多源数据的全景式决策价值发现方法研究”（项目编号：71972090）研究成果之一。

作者简介：嵇海香，硕士研究生，E-mail：jihaixiang123@163.com；任南，教授，博士，硕士生导师。

收稿日期：2021-09-06 发表日期：2022-02-18 本文责任编辑：刘远颖

到时间的高效利用，考虑到有限的时间和关注的多样性，视频的受欢迎程度以不对称的方式分配属于常态 [2]。在平台政策机制下，视频创作者即 UP 主拥有同等的创作机会，视频受众皆可以异步方式从无限的选择中请求内容 [3]。面对大量的活跃视频受众群体，不仅仅要从内容上，也要从平台结构上识别受欢迎的作品，提高视频热度，这不仅是视频创作者，也是视频网站极度关心的问题。本文旨在解决视频网络平台中视频创作者、视频本身的结构属性是如何影响视频热度的。

有学者指出信息传播带来的传播效果即是热度 [4]，视频流行度也是视频热度的反映 [5]。对于视频网络社交平台，有学者利用视频累计播放次数来衡量视频账号的传播效果 [6]，抑或是采用点赞、评论、分享等量化指标来综合衡量视频传播效果 [7]。S. X. Ouyang 等 [5] 表示在视频流行度研究中，浏览量被广泛使用，评论数或喜爱数等其他指标也会被采纳使用，而 B 站的互动标识多样，除浏览量可作为视频热度的基本衡量指标外 [8]，弹幕数、点赞数、投币数、收藏数、转发量、评论数以及播主粉丝量均与热度相关 [9]。类似的含网络社交功能的爱奇艺视频平台，视频的下方有热度值显示，其官方通告表示该值是综合用户观看行为数据、互动行为数据、分享行为数据 3 个维度指标的内容热度，搭建的是一个评价体系多元、综合权重合理的热度值 [10]。以上可为本文的热度衡量提供借鉴与参考，研究中对热度也没有统一的定义，根据文献研究及本文的研究内容，笔者定义热度为视频内容发出后，视频用户在观看过程中产生的一系列信息行为造成指标上涨的结果。

学术界对于热度的研究，研究对象主要包括 3 类：微信公众号、微博与网络视频平台。针对热度的影响因素研究多数基于微信公众号、微博等社交网络平台，从微信公众号结构出发，借鉴 5W 模式分析信息传播的组成要素 [4]，构建微信公众号信息传播网络结构 [11]，利用解释结构模型筛选出不同层级的影响因素，分析信息传播热度与主题、推送时间、标题特征的相关性；从微信公众号信息内容本身出发 [12]，量化标题关键词热度并进行关键词语义分解测量，以分析其对信息传播效果的影响；更有通过问卷数据细化研究，提炼出推送标题、推送内容、推送时机、数据化分析、二次转发者 5 个因素 [13]，分析其与信息传播效果的影响关系。微博和视频社交平台的相关研究则主要站在受众用户行为视角，将用户浏览、转发、评论微博行为作为热度衡量指标 [14]，根据使用与满足理论，利用问卷数据回归分析其影响显著性，结论中强调观众情感收益对用户行为的影响；由于视频的播放量同用户参与行为高度相关 [6]，学者多数以播放量作为热度的衡量，从不同的维度去探究用户参与行为对视频热度的影响 [15-16]，考虑到视频社交平台具有弹幕功能的特殊性，则有学者从弹幕数量、弹幕情感强度两个维度探究其对播放量、收藏量、硬币量的影响，以此进行视频流行度的影响因素分析 [8]，并考察视频创作者的粉丝数和投稿数的调节作用。多数视频社交平台的研究则着力于热度的演化及预测研究，有研究以 B 站为对象，进行用户生成内容的流行度的分析与预测 [3]；或以 YouTube 为对象，刻画视频流行度的演化过程 [17]，以及通过感知回归模型 [18] 实现复杂的 YouTube 网络中视频长期流行度的快速预测；也有以优酷为对象，研究视频流行度演化模式，探究流行度演化模式对早期流行度和未来流行度之间的线性相关性的影响 [5]。

综上所述，视频社交平台类研究集中在热度的预测分析以及问卷分析观众的参与行为与情感导向对视频热度的影响，但是缺乏对于热度的全面衡量，也缺乏从创作者、视频结构视角挖掘客观的影响热度因素指标。因此本研究基于客观数据，从视频、创作者的视角，筛选其结构属性指标来分析视频热度的影响因素，完善视频社交平台热度影响因素相关研究，并根据研究结论为视频创作者更好地调整视频结

DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2022.005

构、完善自我展示以及为 B 站的运营推广提供些许指导建议。

2 理论基础

2.1 5W 模式

拉斯韦尔在 1948 年提出信息传播过程中包含传播者（who）、信息（what）、媒介（which）、受众（whom）、传播效果（what effect）5 个组成要素，即 5W 模式[4]。邢雨晴等[19]研究微博信息传播模式时也提出信源、信宿、信道、信息是信息传播活动中涉及的四要素，即影响信息传播效果的因素包含传播者、受众、媒介和传播环境。对于网络社交媒体，不同的平台信息传播具有一定的共性，都是通过传播者发布信息，受众进行互动行为为体现，因此 5W 模式适用于构建 B 站的信息传播过程。

2.2 流行三要素

马尔科姆·格拉德威将流行三要素理论总结为：关键人物、环境威力、内容附着力。首先，关键人物是指在社会网络中能够影响绝大部分群体的一小部分群体，这部分群体可形象地称呼为“内行（提供信息）、联系员（传播信息）和推销员（使人接受信息）”。其次，信息传播必定会受传播环境的影响，其中包括内部环境和外部环境。再者，内容附着力是指被传播信息的自身特征，受众在接触传播信息时，产生的参与行为离不开信息特征的引导。通过文献收集发现，流行三要素常用于微博信息传播研究，文章皆从用户、环境、内容 3 个层面分析信息传播效果的影响因素，赵蓉英等[20]将微博发布人信息，包括粉丝数、关注数、已发微博数作为关键人物要素，将微博发布时间，如距实验天数作为环境威力要素，将微博基本信息，包括转发数、评论数、赞数作为内容附着力要素。柯赟[21]在借鉴流行三要素的基础上总结出了影响微博信息传播的 16 个因素，其中包括粉丝数、转发率、用户认证、微博内容长度、发表时间段等。本文的研究对象 B 站满足关键人物、环境威力、内容附着力三要素法则，因此将流行三要素纳入视频社交网络平台研究是可行的，参考以上研究并结合研究平台的实际结构特征，可细分每个层面包含的可进行量化的具体影响因素。

3 研究设计与研究假设

本研究借鉴 5W 模式，即 B 站的视频信息传播过程由视频创作者（who）、视频信息和创作者信息（what）、B 站平台（which）、视频受众（whom）、热度（what effect）5 个要素组成，构建了 B 站视频传播热度形成的过程模型，见图 1。从该过程模型中，结合流行三要素理论，筛选出影响视频热度的平台结构上的影响因素，从创作者属性和视频属性进行分析假设。

3.1 关键人物与视频热度

根据 B 站平台指标分布将关键人物——创作者特征划分为个人属性、社会属性以及平台属性。

从视频创作者的个人属性来看，每位视频创作者以账号昵称给予受众直观的初级印象，再者通过个人简介进行深入描述，受众通常会根据自身需求对创作者信息进行有效查看，有选择性地产生信息行为或忽略[11]。M. Moussai 等[22]认为信息数量会影响社会用户群体的关注度，UP 主的自我投稿数量和关注数量增多，则会增加其视频的曝光率。本文旨在分析基于平台的热度的直接影响因素，为排除其他因素干扰，UP 简介描述长度、昵称长度、投稿数、关注数这些个人属性将作为控制变量引入模型。

从视频创作者的社会属性来看，粉丝数是表征一个用户受关注程度及其自身社会认知的最直接客观的变量。从挺等[23]证明了作品粉丝数与获赞数之间存在显著的正向相关关系；而微博信息的传播效果也受粉丝数量影响，粉丝数每增加 1 万，转发量可增加 8 次[20]。视频创作者的粉丝越多，粉丝的参与行为也会增多，其视频热度会随之大大提升。基于此，提出以下假设：

H1a：视频创作者的粉丝数对视频热度产生显著的正向影响。

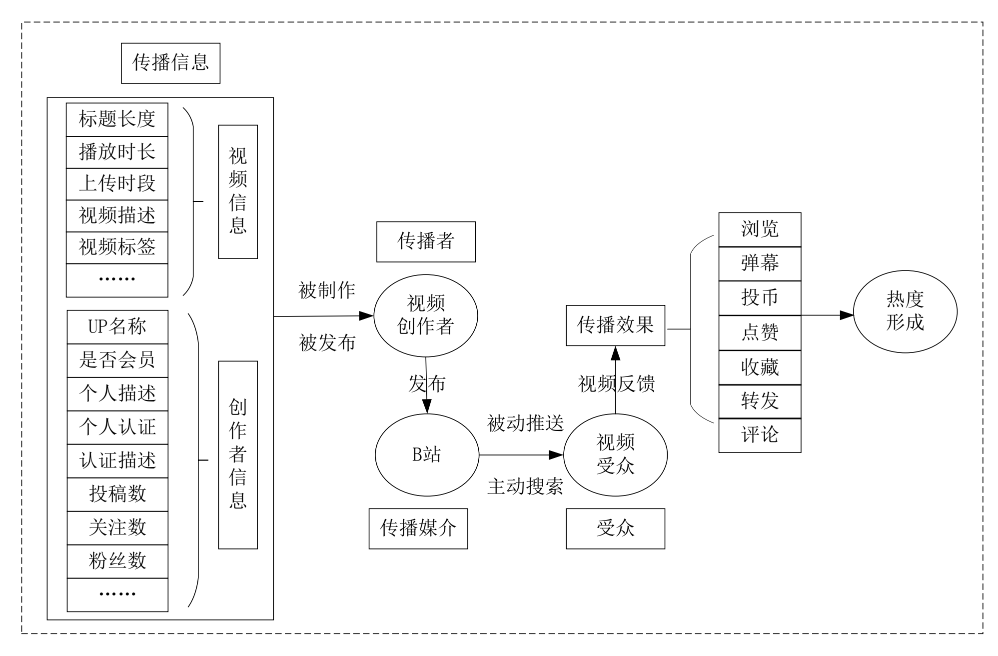


图 1 B 站视频传播热度形成过程模型

从视频创作者的平台属性来看，B 站平台的奖励机制会加强视频创作者与视频受众之间的互动，如身份认证机制、会员机制等 [24]。进行 B 站身份认证的优势包括：认证专属标识可以彰显权威身份；视频可以被优先搜索到，增加曝光机会。有研究显示信源可信程度在传播过程中有着显著的影响 [25-26]，是否认证是其可信度的判断标准，会直接影响到用户是否关注及后续信息传播效果，可信越高的用户接受和传播的可能性就越高。获取会员特权可以收获更多的付费视频内容，为 UP 主的自我创作提供更优质的素材与灵感，其高质量的视频内容能吸收更多的热度，也可自定义上传个性化图片装扮个人空间。有研究表示带有图片的内容信息更容易被转发和评论 [27]。基于此，提出以下假设：

H1b：视频创作者的会员身份对视频热度产生显著的正向影响。

H1c：视频创作者进行个人认证对视频热度产生显著的正向影响。

H1d：视频创作者个人认证数量对视频热度产生显著的正向影响。

3.2 环境威力与视频热度

在网络环境中，一条信息发布后获得的关注度具有累积效应，网络文章的生命周期符合对数正态分布 [28]，一般情况下，文章发布后 6 小时内获得的传播和关注最多，24 小时以后迅速衰减。当视频的发布日期与数据被采集日期间隔大于 3 个月，假定视频各项指标数据已基本保持稳定，以保证统计数据的可靠性 [27]。本文参考以上研究，设定 B 站视频传播过程中环境威力的影响因素包括视频在一天内的发布时段、发布距今天数。人类的生活大致分为 3 种状态，即工作状态、空闲状态、睡眠状态 [20]，生产活动受这 3 种状态限制，方婧的研究也表示晨起上班、下班后、睡前，在这些时间段里所发的内容更容易被用户浏览，有助于增加转发传播的概率 [11]。因此视频发布时段变得尤为重要，视频热度获取需迎合视频受众的空闲时间。基于此，提出以下假设：

H2a：视频发布时间处于人们生活空闲状态，则视频热度整体较高。

H2b：视频发布时间处于人们生活睡眠状态，则视频热度整体较低。

知识管理论坛，2022（1）:49-60
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2022.005

3.3 内容附着力与视频热度

B 站视频传播的内容附着力影响因素主要是视频属性。从视频属性来看，一条视频的发布附有标题、标签、描述以及时长。标题是一条视频直观的信息输出，是视频内容的重点提炼，长度越长，越会使受众产生排斥。标签是对视频稿件更加准确具体、更多维度的关键内容标记，能够自由、精准地补全视频稿件的信息。准确的标签，让视频自动归类，使视频受众快速搜索到视频内容；合适的标签，使得视频能够更有效地曝光，为视频增加被访问的机会[29]。视频描述可以明确展示视频中涉及的相关元素，如背景音乐、视频来源、UP 主的衣着穿搭等，是对视频附属品的补充，描述文本越长，说明该创作者的知识质量水平越高[30]。互联网及新媒体带来的信息爆炸致使受众注意力成为稀缺资源，视频内容供给过剩与受众注意力资源稀缺间的张力要求视频类信息必须在短时间内抓住用户[31]，而视频播放时长过长，使视频受众的碎片化时间无法得以高效利用。基于此，提出以下假设：

H3a：视频的标题长度对视频热度产生显著的负向影响。

H3b：视频的标签个数对视频热度产生显著的正向影响。

H3c：视频的描述长度对视频热度产生显著的正向影响。

H3d：视频的播放时长对视频热度产生显著的负向影响。

综上，笔者将视频创作者的平台属性、社会属性与视频属性作为自变量，视频环境的 3 个状态作为分组变量，以及将视频创作者的个人属性作为控制变量，整体探讨视频热度的影响因素，构建 B 站视频热度影响因素模型，见图 2，并对不同生活状态下的视频热度影响因素进行比较分析。

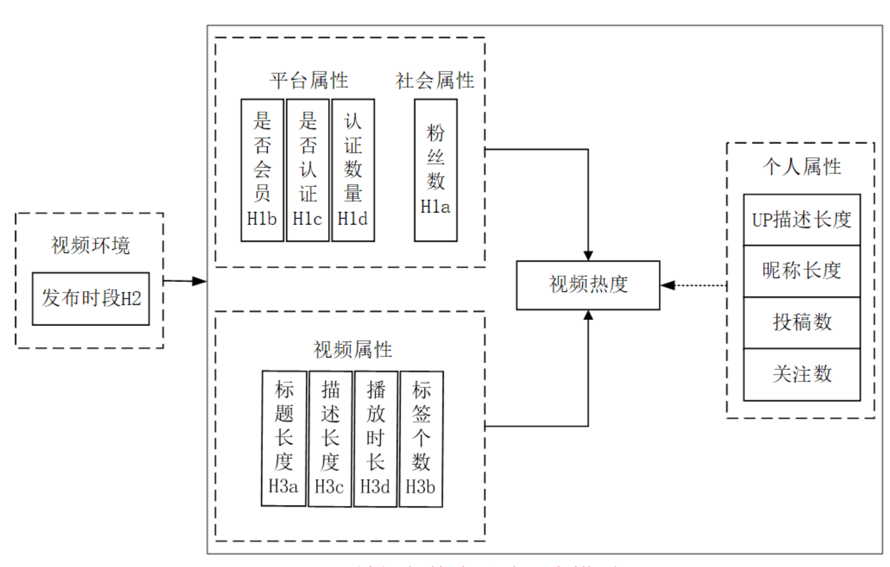


图 2 B 站视频热度影响因素模型

4 B 站视频热度的实证研究

4.1 研究方法与变量定义

本文综合应用 SPSS 25 与 Stata 15.1 软件，首先对视频受众的行为属性指标进行主成分分析以进行视频热度的衡量，其次对视频热度进行影响因素的整体回归，最后以视频发布时段为分组变量，进行分组回归，并对相关数据进行描述性统计、相关性分析等。具体的变量测量见表 1，将视频发布时段详细划分为 3 个阶段：工作状态为 8：00-12：00、14：00-18:00，赋值为 1；空闲状态为 12：00-14：00、18：00-24：00，赋值

为 2；睡眠状态为 24：00-8：00，赋值为 3。

4.2 样本选择与数据来源

B 站用户体量大、交互性强，在活跃用户长期留存率方面也高于其他在线视频平台，作为在线视频网站的强势影响力可见一斑，极具研究价值。视频传播过程中，视频内容本身对视频热度产生一定的影响 [32]，因此为了拓展研究的普适性，在 18 个视频分区中，分别进行页面信息翻页爬取，鉴于 W. Guan[33]、阳德青等 [34] 证实了信息发布时间会影响群体关注度，且关注度随着时间呈现幂律下降趋势，利用八爪鱼软件采集数据后，筛选出视频发布日期距采集日期（2020 年 12 月 11 日至 22 日）3 个月以上的数据集，同时剔除官方账号发布的视频，以排除节假日、突发事件等导致短期内视频发布量的大量上升，弹幕量、点赞量等飙升而造成的分析偏差 [27]。经过筛选，去除无效值、缺失值等，最终获取 5 200 条数据。

表 1 各变量的描述说明

变量类别			变量名称	英文	说明
因变量			视频热度	Popularity	由视频受众的行为属性指标决定
视频创作者	自变量	平台属性	是否会员	Ifmember（Im）	是-1；否-0
			是否个人认证	Ifpercerti（Ipi）	是-1；否-0
			个人认证数量	Percertinum（Pcm）	
		社会属性	粉丝数	Fans	
	控制变量	个人属性	UP描述长度	UPintro_length（Introl）	UP简介的描述字数
			昵称长度	UPname_length（Namel）	昵称的字数
			投稿数	Contribution	
			关注数	Follow	UP主关注的账号数
视频	自变量	视频属性	标题长度	Title_length（Titlel）	标题的描述字数
			标签个数	Videolabelnum（Vln）	
			视频播放时长	Duration	
			视频描述长度	Videointro_length（Vil）	视频介绍的字数
	分组变量	视频环境	视频发布时段	Uploadperiod	工作状态-1 空闲状态-2 睡眠状态-3

4.3 视频热度衡量

一键三连是 B 站推出的激励 UP 主的一种特色方式，分别为点赞、投币、收藏，一键三连可以帮助 UP 主获得视频推荐以及上热门的机会，对于浏览量也起着至关重要的作用，由此来获得更多的关注度，扩大传播规模和影响力，因此视频热度离不开点赞、投币、收藏的数据支持，基于 B 站的强互动性，受众行为指标还包括浏览量、转发量、评论量、弹幕量，基于以往研究的衡量标准并考虑到热度衡量的全面性，本文采用主成分分析法将视频热度（*Popularity*）采用视频受众的行为指标即浏览量（*Views*）、弹幕量（*Danmu*）、点赞量（*Likes*）、投币量（*Coins*）、收藏量（*Collections*）、转发量（*Forwards*）、评论量（*Comments*）来综合衡量。

将 7 个指标原始数据标准化后，经过 KMO 和巴特利特检验，KMO 值为 0.820，大于 0.8，

知识管理论坛，2022（1）:49-60
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2022.005

且对应 P 值为 0，小于 0.05，数据通过 Bartlett 球形度检验，说明研究数据适合进行主成分分析。主成分分析一共提取出 1 个主成分，特征值为 4.995（大于 1），方差解释率为 71.358%，累计方差解释率为 71.358%，由此可知衡量热度的 7 个变量具有很强的相关性。因与预期有所差距，笔者将主成分设置为 3 个，其特征值分别是 4.995、0.686、0.592，方差解释率分别是 71.358%、9.796%、8.462%，累计方差解释率分别是 71.358%、81.154%、89.616%，其对应加权后方差解释率即权重依次为 79.63%、10.93%、9.44%。

表 2 因子载荷矩阵

视频受众的行为指标	成分		
	1	2	3
Zscore(Views)	0.892	-0.209	0.156
Zscore(Danmu)	0.793	0.374	0.282
Zscore(Likes)	0.903	-0.014	-0.344
Zscore(Coins)	0.842	0.073	-0.484
Zscore(Collections)	0.904	-0.269	-0.031
Zscore(Forwards)	0.803	-0.390	0.333
Zscore(Comments)	0.763	0.522	0.153

表 3 线性组合系数及权重结果

名称	主成分1	主成分2	主成分3	综合得分系数	权重
特征根	4.995	0.686	0.592		
方差解释率/%	71.358	9.796	8.462		
Views	0.399	-0.252	0.203	0.309	0.146
Danmu	0.355	0.452	0.367	0.366	0.173
Likes	0.404	-0.017	-0.447	0.278	0.131
Coins	0.377	0.088	-0.629	0.250	0.118
Collections	0.404	-0.325	-0.040	0.283	0.133
Forwards	0.359	-0.471	0.433	0.275	0.130
Comments	0.341	0.630	0.199	0.360	0.169

主成分分析利用载荷系数信息等进行权重计算，根据表 2 因子载荷矩阵得出表 3 线性组合系数矩阵、综合得分系数以及权重。由此可得视频热度的表达式：

$$Popularity=0.146*Views+0.173*Danmu+0.131*Likes+0.118*Coins+0.133*Collections+0.130*Forwards+0.169*Comments \quad \text{公式（1）}$$

5 实证结果分析与假设检验

5.1 描述性统计与相关性分析

对各变量进行描述性统计，了解其数据特征，具体见表 4。以视频发布时段（*Uploadperiod*）为分组变量进行视频热度的简单描述性统计，了解视频热度在不同的发布时段的特征，具体见表 5。由表可知，工作状态（*Uploadperiod=1*）的数据波动最大；空闲状态（*Uploadperiod=2*）的视频发布数量最多，热度整体最高；睡眠状态（*Uploadperiod=3*）视频发布数量最少，热度整体最低。由此，假设 H2a、H2b 均成立。

对控制变量、自变量和因变量进行相关性分析，探索每个变量之间影响关系的密切程度，相关性分析结果见表 6。此外，方差膨胀因子（VIFS 均小于 10）检验表明变量不存在多重共线性问题。

表 4 整体描述性统计

变量名	N	最小值	最大值	均值	标准偏差
Popularity(P)	5 200	178.66	11 866 984.52	383 979.13	573 648.46
Contribution(1)	5 200	1	1000	303.15	301.468
Follow(2)	5 200	0	2000	142.86	199.971
Namel(3)	5 200	3	33	13.78	4.566
Introl(4)	5 200	0	328	71.45	42.945
Fans(5)	5 200	3	13 601 000	978 893.59	1 915 214.135
Im(6)	5 200	0	1	0.74	0.439
Pcm(7)	5 200	0	3	0.73	0.699
Ipi(8)	5 200	0	1	0.58	0.493
Vln(9)	5 200	1	26	11.83	4.900
Titlel(10)	5 200	3	222	66.95	32.099
Vil(11)	5 200	0	6 000	211.28	335.921
Duration(12)	5 200	8	82 408	895.98	4 172.366

表 5 分组描述性统计

变量	Uploadperiod	总值	均值	标准偏差	N
Popularity(P)	1	822 163 648.16	375 932.17	617 394.85	2 187
	2	1 042 276 722.48	395 400.88	554 034.28	2 636
	3	132 251 126.10	350 798.74	424 866.55	377

表 6 相关性系数

相关性													
	P	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
P	1												
1	-0.109**	1											
2	-0.009	0.023	1										
3	-0.044**	0.044**	0.037**	1									
4	-0.094**	0.140**	0.090**	0.054**	1								
5	0.265**	0.198**	-0.129**	-0.068**	-0.041**	1							
6	0.030*	0.160**	0.150**	-0.021	0.179**	0.156**	1						
7	0.228**	0.279**	-0.034*	-0.024	0.067**	0.646**	0.304**	1					
8	0.148**	0.271**	-0.024	-0.030*	0.137**	0.412**	0.336**	0.880**	1				
9	-0.083**	-0.019	0.069**	0.039**	0.090**	-0.063**	0.041**	-0.046**	-0.008	1			
10	-0.251**	0.214**	-0.059**	0.069**	0.211**	-0.042**	0.005	0.013	0.075**	0.082**	1		
11	0.012*	-0.053**	0.038**	-0.019	0.129**	-0.032*	0.043**	-0.028*	-0.007	0.097**	0.059**	1	
12	-0.035*	0.030*	-0.004	0.015	0.019	-0.019	-0.029*	-0.025	-0.026	0.017	0.049**	0.050**	1

注：** 表示在 0.01 级别（双尾），相关性显著；* 表示在 0.05 级别（双尾），相关性显著

知识管理论坛，2022（1）:49-60
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2022.005

5.2 多元线性回归分析

由怀特检验得Prob>chi2=0.4583（大于0.05），即接受不存在异方差的原假设。各变量在0.01与0.05水平上的具体回归结果如表7所示：

表7 回归分析结果

		模型一（总体）		模型二（工作）		模型三（空闲）		模型四（睡眠）	
	变量名	Beta	显著性	Beta	显著性	Beta	显著性	Beta	显著性
控制变量	Contribution	-0.182	0.000	-0.253	0.000	-0.130	0.000	-0.114	0.034
	Follow	-0.008	0.516	0.015	0.442	-0.028	0.096	-0.007	0.880
	Namel	0.008	0.493	-0.009	0.620	0.016	0.335	0.044	0.348
	Introl	-0.032	0.011	-0.026	0.174	-0.038	0.030	-0.040	0.442
自变量	Fans（H1a）	0.158	0.000	0.164	0.000	0.164	0.000	0.125	0.078
	Im（H1b）	-0.020	0.116	-0.031	0.126	-0.010	0.585	-0.062	0.235
	Pcm（H1d）	0.221	0.000	0.221	0.000	0.209	0.000	0.156	0.369
	Ipi（H1c）	0.089	0.002	0.055	0.222	0.125	0.001	0.106	0.480
	Vln（H3b）	-0.052	0.000	-0.056	0.003	-0.050	0.003	-0.051	0.295
	Titlel（H3a）	-0.280	0.000	-0.245	0.000	-0.301	0.000	-0.333	0.000
	Vil（H3c）	0.039	0.001	0.049	0.010	0.036	0.032	0.024	0.627
	Duration（H3d）	0.007	0.558	-0.005	0.779	0.026	0.118	-0.011	0.814
分组变量	Uploadperiod	total		1		2		3	
调整后R方		0.268		0.258		0.293		0.182	

根据模型一二三中的回归结果，从以下3个方面进行解释分析：

（1）视频创作者社会属性方面：粉丝数（*Fans*）的回归系数皆为正（分别为0.158、0.164、0.164），显著性皆为0.000（<0.01），意味着粉丝数对视频热度产生显著的正向影响，假设H1a成立。

（2）视频创作者平台属性方面：①是否是会员（*Im*）的回归系数皆为负（分别为-0.020、-0.031、-0.010），显著性皆大于0.05（分别为0.116、0.126、0.585），意味着是否是会员并不会对视频热度产生影响关系，可能是因为目前B站的会员门槛不高，除了视频创作者，大部分的视频受众也可轻易成为会员，因此对视频发布者是否是会员并不过多关注，从而不能够影响视频热度，假设H1b不成立。②是否个人认证（*Ipi*）的回归系数皆为正（分别为0.089、0.055、0.125），在模型一三中显著性皆小于0.01（分别为0.002、0.001），在模型二中显著性大于0.05（为0.222），意味着在空闲状态个人认证对视频热度产生显著的正向影响，假设H1c成立；在工作状态个人认证对视频热度不产生影响关系，假设H1c不成立，可能是因为视频受众处于工作状态，休息时间急促，不会在意视频创作者的个人认证状况，但在总体模型一中，显著性小于0.01，即个人认证对视频热度产生显著的正向影响，假设H1c部分成立。③个人认证数量（*Pcm*）的回归系数皆为正（分别为0.221、0.221、0.209），显著性皆为0.000（<0.01），意味着个人认证数量对视频热度产生显著的正向影响，假设H1d成立。

（3）视频属性方面：①标题长度（*Titlel*）的回归系数皆为负（分别为-0.280、-0.245、-0.301），显著性皆为0.000（<0.01），意味着

标题长度对视频热度产生显著的负向影响，假设 H3a 成立。②标签个数（*Vln*）的回归系数皆为负（分别为 -0.052、-0.056、-0.050），显著性皆小于 0.01（分别为 0.000、0.003、0.003），意味着标签个数对视频热度产生显著的负向影响，假设 H3b 不成立，可能是因为视频创作者对于视频标签的滥用，一个简短的视频添加太多的标签，反而适得其反。③视频描述长度（*Vil*）的回归系数皆为正（分别为 0.039、0.049、0.036），显著性皆小于 0.05（分别为 0.001、0.010、0.032），意味着视频描述长度对视频热度产生显著的正向影响，假设 H3c 成立。④视频播放时长（*Duration*）在不同模型中的回归系数有正有负（分别为 0.007、-0.005、0.026），显著性皆大于 0.05（分别为 0.558、0.779、0.118），意味着视频播放时长对视频热度不产生影响关系，这可能是因为视频受众可以对视频进行倍速观看，或者手动快进等来选择想要观看的某一段视频内容，因此播放时长对视频热度没有什么影响，假设 H3d 不成立。

在模型四中，用户处于睡眠状态，除了视频标题长度会对视频热度产生显著的负向影响之外（回归系数为 -0.333，显著性 0.000 < 0.01），其他变量对视频热度不产生影响关系，此结果也与实际相符，在睡眠时间里，不仅视频创作者的视频上传量会大大减少，视频受众也很少会进行视频观看而产生信息行为影响视频热度，由此进一步验证了假设 H2b。

5.3 研究结论与意义

本研究基于流行三要素理论，从关键人物、环境威力以及内容附着力来考虑 B 站视频热度的影响因素，分别从视频创作者的平台属性、社会属性以及视频的结构属性出发对视频热度进行回归分析，其模型四符合客观实际，模型二、模型三的比较分析发现不同状态下的视频受众只对个人认证指标的关注不一致，也符合生活实际，此回归方法使得模型更稳健。分析结果表明：①用户生活作息主导视频热度高低。这与方婧、王迪等学者的研究结论相似，但本文针对视频社交平台用户活跃度有更明确的时间状态划分，信息传播是根据用户的作息时间来选择的，视频发布时间的差异对视频热度产生的影响是相对较大的。②视频热度受创作者的社会影响（粉丝数）显著。这与刘行军、赵蓉英等学者的研究结果一致，虽处于不同的研究平台，但创作者拥有更多的粉丝，发布的内容就能够得到更多的信息参与。③视频创作者的身份权威性更易获得受众关注，带来视频热度。这与 S. W. Sussman、孙婷婷等学者的研究结论类似，本文更全面地收集了创作者的身份特征，根据用户的身份特征，受众可以推断信源可信度，对创作者形成印象，感知创作者和内容的可信程度，进而可以影响视频热度。④视频各项结构属性的合理规划更易获得受众青睐，获得视频热度。创作者在视频发布时设置合适的标题长度、明确的标签以及视频内容的解释说明，方便对受众进行信息指引。本研究拓展了用户参与、视频热度、视频结构等相关领域的研究，使得创作者对视频发布时视频布局设置、自我展示的属性设置有了更深的了解，对创作者的发展以及平台的发展有着重要的实践意义，其理论意义在于将 5W 模式和流行三要素纳入视频社交网络平台的热度研究上，并不同于以往的受众研究视角，从创作者、视频结构属性视角挖掘视频热度的影响因素，丰富了信息传播领域的研究内容，也为今后相关领域的信息传播研究提供理论参考。

6 改善建议与研究展望

针对分析结果，为视频创作者以及 B 站平台提供以下改善建议：

（1）把握视频发布时间。考虑到视频的上传后台审核时间，视频创作者应多选择在用户的生活空闲状态进行视频的成功发布，以迎合大众的生活作息时间，为视频争取更多的热度。

（2）注重个人自我展示。视频创作者应积极展示自己的权威身份，进行有效个人认证，以获得视频受众的信任感与认可度。

知识管理论坛，2022（1）:49-60
DOI: 10.13266/j.issn.2095-5472.2022.005

（3）合理规划视频结构配置。视频创作者应规范使用视频标签，以达到引流的目的；精准简洁地设置视频标题，以满足视频受众的碎片化时间；在视频描述里概括解释视频内容，以吸引视频受众眼球。

本研究也存在一定的局限性，研究从客观数据出发，忽略了视频用户的主观情感对视频热度的影响，缺乏对评论与弹幕中的文字内容、语言风格等因素进行定性分析；也忽略了诸如文化氛围、信息技术等信息传播外部环境对传播过程的影响。在数据整理方面，未采集用户人口统计学数据进行视频热度的影响因素研究；也未剔除周末数据造成的周末效应，有研究表明周末注入的视频数量比在一周内注入的视频数量多[3]，由此可能会造成研究偏差。因此后续研究可针对上述不足进一步探索和完善。

参考文献：

[1] 哔哩哔哩 . Bilibili Inc. announces second quarter 2021 financial results [EB/OL]. [2021-10-12]. https: // ir.bilibili.com/.

[2] SZABO G, HUBERMAN B A. Predicting the popularity of online content [J]. Communications of the ACM, 2010, 53(8): 80-88.

[3] JIA A L, SHEN S Q, LI D S, et al. Predicting the implicit and the explicit video popularity in a user generated content site with enhanced social features [J]. Computer networks, 2018, 140: 112-125.

[4] 相甍甍 , 王晰巍 , 郭顺利 . 高校图书馆微信公众号信息传播效果的影响因素分析 [J]. 现代情报 , 2018, 38(3): 37-44.

[5] OUYANG S X, LI C Y, LI X M. Analyzing the dynamics of online video popularity [J]. The journal of China universities of posts and elecommunications, 2017,24(3): 58-69.

[6] 巫霞 , 马亮 . 政务短视频的传播力及其影响因素 : 基于政务抖音号的实证研究 [J]. 电子政务 , 2019(7): 22-30.

[7] 张燕 , 韦欣宜 , 尹琰 . 《新闻联播》快手短视频内容与传播热度影响因素探究 [J]. 电视研究 , 2020(8): 73-76.

[8] 王霞 , 梁栋 . 弹幕数量和弹幕情感强度对视频流行度的影响 [J]. 营销科学学报 , 2019, 15(2): 132-156.

[9] 马艺丹 , 刘佳炜 . 吃播视频热度相关因素研究——基于哔哩哔哩弹幕视频平台的内容分析 [C]// 医疗、人文、媒介——“健康中国”与健康传播 2020 国际学术研讨会论文集 . 北京：北京大学新闻与传播学院 ,2020: 16.

[10] 爱奇艺在线视频网站 [EB/OL]. [2021-10-18]. https: // www.iqiyi.com/.

[11] 方婧 , 陆伟 . 微信公众号信息传播热度的影响因素实证研究 [J]. 情报杂志 , 2016, 35(2): 157-162.

[12] 吴中堂 , 刘建徽 , 唐振华 . 微信公众号信息传播的影响因素研究 [J]. 情报杂志 , 2015, 34(4): 122-126.

[13] 纪慧生 , 蔡东妮 . 微信公众号信息传播影响因素分析 [J]. 集美大学学报 (哲社版), 2016, 19(4): 107-115.

[14] 刘行军 , 甘春梅 , 王伟军 . 基于 U&G 理论的微博信息传播影响因素实证分析 [J]. 情报科学 , 2016, 34(3): 139-144.

[15] SCHEIBE K, FIETKIEWICZ K J, STOCK W G. Information behavior on social live streaming services [J]. Journal of information science theory and practice, 2016, 4(2): 6-20.

[16] Zimmer F, SCHEIBE K, STOCK W G. A model for information behavior research on social live streaming services (SLSSs) [C]. Cham: Springer International Publishing, 2018: 429-448.

[17] DENG T, ZHANG Z, MING Q. Social media video popularity evolution analyzing based on information spreading model [C]//Proceedings of 2015 6th IEEE international conference on software engineering and service science (ICSESS). Beijing: ICSESS, 2015: 1143-1147.

[18] MA C S, YAN Z S, CHEN C W . LARM: a lifetime aware regression model for predicting YouTube video popularity [C]// Proceedings of the 2017 ACM on conference on information and knowledge management. New York: ACM, 2017: 467-476.

[19] 邢雨晴 , 刘红翠 , 周瑞 , 等 . 微博信息传播模式及其应用的实证研究的文献综述 [J]. 中国外资 , 2012(18): 275,277.

[20] 赵蓉英 , 曾宪琴 . 微博信息传播的影响因素研究分析 [J]. 情报理论与实践 , 2014, 37(3): 58-63.

[21] 柯赟 . 新浪微博信息传播的影响因素分析与效果预测 [J]. 现代情报 , 2016, 36(3): 22-26.

[22] MOUSSAID M, HELBING D, THERAULAZ G. An individual-based model of collective attention [J/OL]. [2021-12-10]. https: //arxiv.org/ftp/arxiv/papers/0909/0909.2757.pdf.

[23] 丛挺 , 杨圣琪 . 移动场景下出版机构短视频传播实证分析 [J]. 中国出版 , 2020(6): 3-7.

[24] FIETKIEWICZ K J, STOCK W G. Introduction to the minitrack on live streaming services [C]// Proceedings of the 52nd Hawaii international conference on system sciences. Honolulu: HICSS (ScholarSpace), 2019: 2536-2537.

[25] SUSSMAN S W, SIEGAL W S. Informational influence in organizations: an integrated approach to knowledge adoption [J]. Information systems research, 2003, 14(1): 47-65.

[26] 孙婷婷 . 移动短视频传播效果影响因素研究 [D]. 哈尔滨 : 哈尔滨工业大学，2019.

[27] 商丽丽 , 王涛 . 基于用户信息行为的微信健康信息关注度研究 [J]. 情报科学 , 2019, 37(8): 132-138.

[28] MACKAY D. An example inference task: clustering[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.

[29] 杨玉宇 , 张鹏翼 . 视频社会化标引与标引娱乐化研究——以哔哩哔哩弹幕网为例 [J]. 图书情报工作 , 2020, 64(8): 125-133.

[30] 冯悦 . 支持混音的 OIC 中用户贡献水平影响因素与用户分类研究 [D]. 镇江 : 江苏科技大学，2019.

[31] 陈强 , 张杨一 , 马晓悦 , 等 . 政务 B 站号信息传播效果影响因素与实证研究 [J]. 图书情报工作 , 2020, 64(22): 126-134.

[32] 赵杨 , 宋倩 , 高婷 . 高校图书馆微博信息传播影响因素研究——基于新浪微博平台 [J]. 图书馆论坛 , 2015, 35(1): 93-99.

[33] GUAN W Q, GAO H Y, YANG M M, et al. Analyzing user behavior of the micro-blogging website Sina Weibo during hot social events [J]. Physica A: atatistical mechanics and its applications, 2014, 395: 340-351.

[34] 阳德青 , 肖仰华 , 汪卫 . 基于统计模型的社会网络群体关注度的分析与预测 [J]. 计算机研究与发展, 2010(47): 378-384.

作者贡献说明：

嵇海香： 负责论文选题与构思，进行文献整理、数据收集与分析，撰写初稿；

任　南： 提出论文修改意见，指导梳理文章逻辑，参与论文修订。

Research on Influencing Factors of Video Popularity Based on Three Popular Factors: Taking BiliBili Website as an Example

Ji Haixiang Ren Nan

School of Economics and Management, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212000

Absrtact: [Purpose/significance] This study explores the non content influencing factors of the video popularity of the typical bullet screen video website BiliBili website (hereinafter referred to as station B), and analyzes the possible impact on the video popularity from the perspectives of video attributes, the creator's platforms and social attributes, so as to provide some guidances for the future development of users and platforms of station B and other relevant new media video websites. **[Method/process]** The formation process model of video popularity was constructed based on 5W mode, and the influencing factor model of video popularity was constructed based on the popular three element theory. Through crawling objective data, the heat index was measured by principal component analysis, and the influencing factors were empirically studied by multiple regression. **[Result/conclusion]** The personal authentication, the number of fans and authentications of video creators and the length of the video description have a significant positive impact on the video popularity; The length of the video title has a significant negative impact on the video popularity. Videos released in the idle state of life are generally hot; And videos released in sleep, the overall heat is low.

Keywords: BiliBili website video popularity 5W mode three elements of popularity empirical analysis